

利用张量分解的多天线长码直扩 CDMA 信号扩频码盲估计

赵知劲, 尹辉, 强芳芳, 尚俊娜

(杭州电子科技大学通信工程学院, 浙江 杭州 310018)

摘 要: 针对插补法效果不佳的多天线长码直扩 CDMA 信号扩频码盲估计问题, 采用分段思想, 将接收信号构建成的三阶张量按照扩频增益分块成等价于 Tucker 分解模型的子张量。然后对子张量利用变步长梯度下降算法进行 Tucker 分解得到扩频码片段和接收增益矩阵。根据子张量的接收增益矩阵相同的特点, 利用各个子张量接收增益矩阵的互相关矩阵估计置换矩阵, 去除扩频码片段排序模糊。最后利用扩频码的自相关性, 去除扩频码片段的幅度模糊, 得到每个用户扩频码。仿真结果验证了算法的有效性。

关键词: 长码扩频码分多址; 扩频码估计; 张量; Tucker 分解

中图分类号: TN911

文献标识码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-436x.2018212

Blind estimation of spreading codes for multi-antenna LC-DS-CDMA signals based on tensor decomposition

ZHAO Zhijin, YIN Hui, QIANG Fangfang, SHANG Junna

Telecommunication School, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou 310018, China

Abstract: Aiming at the problem of the poor performance of the imputation method for the spreading codes blind estimation of the multi-antenna long-code direct sequence code division multiple access (CDMA) signals. Firstly, using the segmentation idea, the received signals were constructed into a three-dimensional tensor model, and the tensor was divided into sub-tensors according to the spreading gain. The sub-tensors were constructed into the Tucker decomposition model. Secondly, the spreading code fragments and the receiver gain matrixes were obtained from the sub-tensors by Tucker decomposition which was using the variable step gradient descending algorithm. Then, because of the same characteristic of the receiver gain matrixes in each sub-tensor, the permutation matrixes were estimated by using the cross correlation matrixes of the receiver gain matrixes and the order of the spreading code fragments was corrected. Finally, the amplitude of the spreading codes was determined by using the autocorrelation of the spreading codes, and each user's spreading code was obtained. The simulation results verify the effectiveness of the proposed algorithm.

Key words: long-code direct sequence code division multiple access, spreading codes estimation, tensor, Tucker decomposition

1 引言

张量分解^[1-4]是高维数据分析的有力工具, 可以有效降低数据维数, 并从中挖掘出有用信息。近年来, 张量分解开始广泛应用于通信、雷达等

领域^[5-9], 尤其是在接收信号能建模成多维数组的系统中, 如 MIMO(multiple-input multiple-output) 系统, 可进行张量建模, 然后利用张量分解的唯一性可以对通信系统进行有效的信道估计、信号处理等。在通信系统中基于张量建模比传统的基

收稿日期: 2017-09-25; 修回日期: 2018-06-29

通信作者: 尹辉, yinh317@163.com

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No.61571172)

Foundation Item: The National Natural Science Foundation of China (No.61571172)

于矩阵建模更具灵活性，同时张量分解不会破坏各元素内在联系，能够更加充分地利用信号的空间结构信息，提高估计精度。Sidiropoulos 等^[10]和 Rouijel 等^[11]将多径传播中的短码直扩码分多址 (SC-DS-CDMA, short-code direct sequence code division multiple access) 信号构建成平行因子 (PARAFAC, parallel factor) 张量分解模型来估计扩频码，前者利用最小二乘算法 (ALS, alternating least squares) 估计因子矩阵，后者提出了 2 种基于梯度下降分解的算法，优化 PARAFAC 分解。张花国等^[12]和吴金沂等^[13]将多天线长码直扩 CDMA (LC-DS-CDMA, long-code direct sequence code division multiple access) 信号构建成缺失数据的张量模型来估计扩频码，前者利用 ALS 算法插补^[14]缺失数据并估计因子矩阵，后者提出了交替三线性分解 (ATLD, alternating trilinear decomposition) 算法代替 ALS 算法，提高了扩频码估计性能。然而，当缺失数据比例较大时，插补法效果不佳，扩频码估计性能较差。

由于插补法受扩频信号扩频增益与扩频码周期长度的影响很大，具有局限性，因此本文采用分段思想，将多天线 LC-DS-CDMA 信号的张量模型分块成等价于 SC-DS-CDMA 信号的子张量。由于 Tucker 分解收敛性和收敛速度优于 PARAFAC 分解^[15]，因此将子张量构建成 Tucker 分解模型，利用梯度下降算法估计因子矩阵，最后利用每个子张量中相同的接收增益对扩频码片段进行拼接，得到所有用户的扩频码。

2 张量 Tucker 分解模型构建

张量也被称为多维数据阵列，是矢量和矩阵的推广。本文中的张量指多维数组，用多个指标来表示，其中指标的数目称为张量的阶，张量的阶也可称为张量的模数。用 \mathbf{X} 表示一个 N 阶张量，第 n 模的大小为 I_n ，其元素可表示为 $x_{i_1 i_2 \dots i_N}$ ， $i_n \in \{1, 2, \dots, I_n\}$ ， $n = 1, 2, \dots, N$ 。

张量有不同分解模型，Tucker 分解和 PARAFAC 分解是张量分解的 2 种基本模型，其中 Tucker 分解收敛较快，计算量较小，因此本文选择 Tucker 分解模型。

Tucker 分解就是将张量表示成一个核心张量和各维上因子矩阵相乘的形式，三阶张量 $\mathbf{X} \in \mathbb{R}^{S \times W \times E}$ 的 Tucker 分解如图 1 所示。

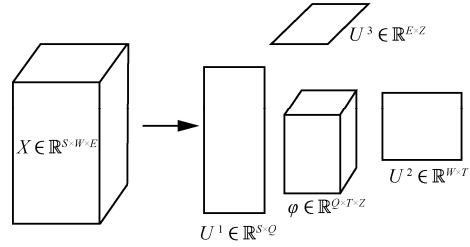


图 1 三阶张量 Tucker 分解

\mathbf{X} 的分解式如式(1)所示。

$$\mathbf{X} \approx \Phi \times_1 \mathbf{U}^1 \times_2 \mathbf{U}^2 \times_3 \mathbf{U}^3 = [\Phi; \mathbf{U}^1, \mathbf{U}^2, \mathbf{U}^3] \quad (1)$$

其中， $\Phi \in \mathbb{R}^{Q \times T \times Z}$ 是核心张量， $\mathbf{U}^1 \in \mathbb{R}^{S \times Q}$ 、 $\mathbf{U}^2 \in \mathbb{R}^{W \times T}$ 和 $\mathbf{U}^3 \in \mathbb{R}^{E \times Z}$ 是因子矩阵。 ϕ_{qtz} 、 u_{sq}^1 、 u_{wt}^2 和 u_{ez}^3 分别是 Φ 、 \mathbf{U}^1 、 \mathbf{U}^2 和 \mathbf{U}^3 的元素； $\Phi \times_i \mathbf{U}^i$ 表示 Φ 与 \mathbf{U}^i 的 i 模积。 \mathbf{X} 中元素对应关系表示如下。

$$x_{swe} = \sum_{q=1}^Q \sum_{t=1}^T \sum_{z=1}^Z \phi_{qtz} u_{sq}^1 u_{wt}^2 u_{ez}^3 \quad (2)$$

当 $\phi_{qtz} = \delta_{qtz}$ ，其中 $\delta_{qtz} = \begin{cases} 1, & q=t=z \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$ ，且

$Q=T=Z=R$ 时，式 (2) 可简化为

$$x_{swe} = \sum_{r=1}^R u_{sr}^1 u_{wr}^2 u_{er}^3 \quad (3)$$

多天线 CDMA 系统离散基带接收信号模型如图 2 所示。 R 为用户个数， K 为接收天线个数， $b_r(m)$ 和 $c_r(n)$ 分别表示第 r 个用户的信息码和扩频码， $c_r(n) \in \{-1, +1\}$ ， α_{kr} 为第 k 个天线对第 r 个用户的接收增益， $v_k(l)$ 表示第 k 个天线接收的均值为零、方差为 σ^2 的高斯白噪声。

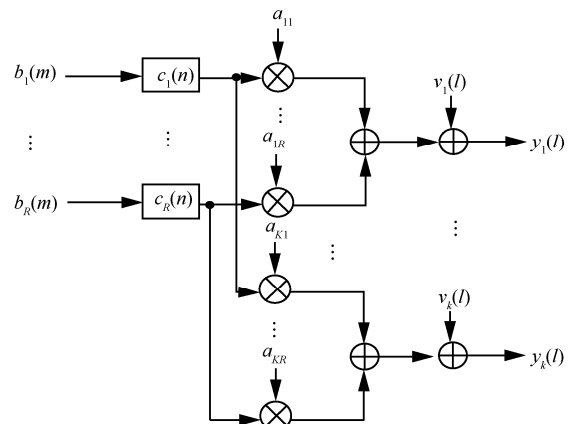


图 2 多天线 CDMA 基带接收信号模型

第 k 个天线的同步接收信号基带模型可表示为

$$y_k(l) = \sum_{r=1}^R \alpha_{kr} \sum_{m=1}^M b_r(m) q(l-mG) \sum_{j=1}^J c_r(l-jN) + v_k(l) \\ = s_k(l) + v_k(l), \quad l=1,2,\dots,L \quad (4)$$

其中, G 为扩频增益, N 为扩频码长度, L 为第 k 个天线接收信号样本长度且含有 J 个扩频码周期即 $L=JN$, 接收信号中含有 $M=\lfloor \frac{L}{G} \rfloor$ 个信息码, $\lceil x \rceil$ 表示对 x 向上取整; $q(n)$ 为一个矩形窗函数, 当 $0 \leq n < G$ 时为 1, 其他条件时为零。 $s_k(l)$ 表示有用信号。第 k 个天线的接收信号矩阵形式可表示为

$$Y_k = \begin{bmatrix} y_k(1) & y_k(N+1) & \dots & y_k((J-1)N+1) \\ y_k(2) & y_k(N+2) & \dots & y_k((J-1)N+2) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ y_k(N) & y_k(2N) & \dots & y_k(JN) \end{bmatrix}, \quad k=1,2,\dots,K \quad (5)$$

K 个天线的接收信号矩阵重叠一起 (如图 3(c) 所示) 可表示为三阶张量形式 $Y \in \mathbb{R}^{N \times J \times K}$, 如图 3(a) 所示。图 3 给出了三阶张量示意图。

图 3(d) 中的 y_k^j 表示第 k 个天线、第 j 个长码周期的接收信号; 由于一个长码周期中含有多个信息码元, 不能直接用来张量分解, 因此将张量按照扩频增益分解成 $\bar{M}=\lfloor \frac{N}{G} \rfloor$ 个子张量 $Y^{\bar{m}} \in \mathbb{R}^{P \times J \times K}$, $0 < \bar{m} \leq \bar{M}$, 如图 3 (b) 所示。当扩频码周期能被扩频增益整除时, $P=G$; 否则, $P = \begin{cases} G, & \bar{m} < \bar{M} \\ N - (\bar{m} - 1)G, & \bar{m} = \bar{M} \end{cases}$ 。每个子张量上的元素可表示为

$$y_{pjk}^{\bar{m}} = \sum_{r=1}^R \alpha_{kr} c_r^{\bar{m}}(p) b_r^{\bar{m}}(j) \quad (6)$$

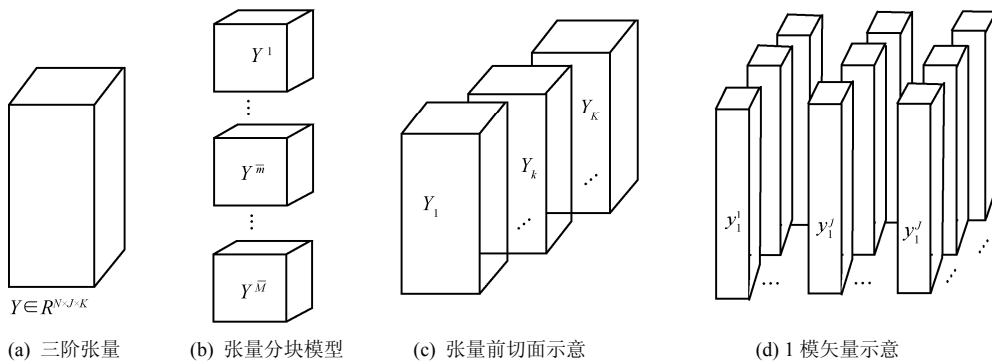


图 3 三阶张量示意

其中, $c_r^{\bar{m}}(p) = c_r((\bar{m}-1)G + p)$, $b_r^{\bar{m}}(j) = b_r(\lfloor j \times \frac{N}{G} \rfloor + \bar{m})$, $\lfloor x \rfloor$ 表示对 x 向下取整。子张量 $Y^{\bar{m}}$ 等价于一个扩频码为 $C^{\bar{m}}$ 、信息码为 $B^{\bar{m}}$ 、接收增益矩阵为 $A^{\bar{m}}$ 的多天线 SC-DS-CDMA 信号张量模型。

比较式(3)和式(6)可知, 子张量 $Y^{\bar{m}}$ 可表示为一个 Tucker 分解模型如下

$$Y^{\bar{m}} \approx \Phi \times_1 C^{\bar{m}} \times_2 B^{\bar{m}} \times_3 A^{\bar{m}} = [\Phi; C^{\bar{m}}, B^{\bar{m}}, A^{\bar{m}}] \quad (7)$$

其中, Φ 是一个大小为 $R \times R \times R$ 的核心张量, 且 $\phi_{r_1 r_2 r_3} = \delta_{r_1 r_2 r_3}$, $0 < r_1, r_2, r_3 \leq R$; $C^{\bar{m}} \in \mathbb{R}^{P \times R}$ 、 $B^{\bar{m}} \in \mathbb{R}^{J \times R}$ 、 $A^{\bar{m}} \in \mathbb{R}^{K \times R}$ 为因子矩阵。 $C^{\bar{m}}$ 表示 R 个用户扩频码的第 \bar{m} 组片段, $B^{\bar{m}}$ 表示第 \bar{m} 组接收信号片段对应的 R 个用户信息码, $A^{\bar{m}}$ 表示 K 个天线对 R 个用户扩频码的接收增益矩阵, 它们分别可表示如下

$$C^{\bar{m}} = [c_1^{\bar{m}}, c_2^{\bar{m}}, \dots, c_R^{\bar{m}}], \quad c_r^{\bar{m}} = [c_r^{\bar{m}}(1), c_r^{\bar{m}}(2), \dots, c_r^{\bar{m}}(P)]^T \\ B^{\bar{m}} = [b_1^{\bar{m}}, b_2^{\bar{m}}, \dots, b_R^{\bar{m}}], \quad b_r^{\bar{m}} = [b_r^{\bar{m}}(1), b_r^{\bar{m}}(2), \dots, b_r^{\bar{m}}(J)]^T \\ A^{\bar{m}} = [a_1^{\bar{m}}, a_2^{\bar{m}}, \dots, a_R^{\bar{m}}], \quad a_r^{\bar{m}} = [\alpha_{1r}, \dots, \alpha_{kr}, \dots, \alpha_{Kr}]^T$$

上述已将 LC-DS-CDMA 接收信号构建成了一个三阶张量模型, 其分块子张量的张量分解与图 1 相似。由于张量分解具有唯一性, 分解得到的因子矩阵分别对应用户的扩频码片段、信息码片段和接收增益矩阵, 且精度高、速度快, 因此本文利用张量分解方法从接收信号中估计扩频码。

3 基于张量分解的扩频码盲估计

3.1 扩频码片段盲估计

本文将多天线 LC-DS-CDMA 信号构建成了一

个张量模型, 将子张量构建成 Tucker 分解模型, 对每个子张量进行 Tucker 分解就能得到扩频码片段。传统的 ALS 算法收敛速度慢, 计算量大, 因此本文采用变步长梯度下降算法。

构建张量分解的最优化模式如下, 定义目标函数为

$$f(\bar{\mathbf{A}}^m, \bar{\mathbf{B}}^m, \bar{\mathbf{C}}^m) = \left\| \mathbf{Y}^{\bar{m}} - \left[\Phi; \bar{\mathbf{C}}^m, \bar{\mathbf{B}}^m, \bar{\mathbf{A}}^m \right] \right\|_F^2 \quad (8)$$

其中, $\|\bullet\|_F$ 表示 Frobenius 范数。

$$\min_{\Phi, \bar{\mathbf{C}}^m, \bar{\mathbf{B}}^m, \bar{\mathbf{A}}^m} f(\bar{\mathbf{A}}^m, \bar{\mathbf{B}}^m, \bar{\mathbf{C}}^m)$$

约束条件为

$$\begin{aligned} \Phi &\in \mathcal{R}^{R \times R \times R} \\ \bar{\mathbf{C}}^m &\in \mathcal{R}^{P \times R}, \bar{\mathbf{B}}^m \in \mathcal{R}^{J \times R}, \bar{\mathbf{A}}^m \in \mathcal{R}^{K \times R} \end{aligned} \quad (9)$$

令 $\mathbf{T} = \left[\Phi; \bar{\mathbf{C}}^m, \bar{\mathbf{B}}^m, \bar{\mathbf{A}}^m \right]$, 对 f 求一阶偏导

如下

$$\mathbf{G}_1 = \frac{\partial f}{\partial \bar{\mathbf{A}}^m} = 2(\mathbf{T}_{(3)} - \mathbf{Y}^{\bar{m}}_{(3)}) (\Phi \times_1 \bar{\mathbf{C}}^m \times_2 \bar{\mathbf{B}}^m)_{(3)}^T \quad (10)$$

$$\mathbf{G}_2 = \frac{\partial f}{\partial \bar{\mathbf{B}}^m} = 2(\mathbf{T}_{(2)} - \mathbf{Y}^{\bar{m}}_{(2)}) (\Phi \times_1 \bar{\mathbf{C}}^m \times_3 \bar{\mathbf{A}}^m)_{(2)}^T \quad (11)$$

$$\mathbf{G}_3 = \frac{\partial f}{\partial \bar{\mathbf{C}}^m} = 2(\mathbf{T}_{(1)} - \mathbf{Y}^{\bar{m}}_{(1)}) (\Phi \times_2 \bar{\mathbf{B}}^m \times_3 \bar{\mathbf{A}}^m)_{(1)}^T \quad (12)$$

其中, $\mathbf{Y}^{\bar{m}}_{(i)}$ 和 $\mathbf{T}_{(i)}$ 分别表示对 $\mathbf{Y}^{\bar{m}}$ 和 \mathbf{T} 的第 i 维矩阵化, $\mathbf{T}_{(3)}, \mathbf{Y}^{\bar{m}}_{(3)} \in \mathbb{R}^{K \times P \times J}$; $\mathbf{T}_{(2)}, \mathbf{Y}^{\bar{m}}_{(2)} \in \mathbb{R}^{J \times P \times K}$; $\mathbf{T}_{(1)}, \mathbf{Y}^{\bar{m}}_{(1)} \in \mathbb{R}^{P \times J \times K}$ 。

基于梯度下降算法的 Tucker 分解的矩阵 $\bar{\mathbf{A}}^m, \bar{\mathbf{B}}^m, \bar{\mathbf{C}}^m$ 第 d 次更新式如式(13)所示。

$$\begin{aligned} \bar{\mathbf{A}}^m(d) &= \bar{\mathbf{A}}^m(d-1) + \mu(d)\mathbf{G}_1(d-1) \\ \bar{\mathbf{B}}^m(d) &= \bar{\mathbf{B}}^m(d-1) + \mu(d)\mathbf{G}_2(d-1) \\ \bar{\mathbf{C}}^m(d) &= \bar{\mathbf{C}}^m(d-1) + \mu(d)\mathbf{G}_3(d-1) \end{aligned} \quad (13)$$

其中, $1 \leq \bar{m} \leq \bar{M}$, $\mu(d)$ 为第 d 次迭代的步长。固定系数 $\beta \in (0, 1)$, 采用经典的线性搜索算法确定步长如下。

1) 初始化步长 $\mu_0 = 1$ 。

2) 计算误差函数 $f(\bar{\mathbf{A}}^m, \bar{\mathbf{B}}^m, \bar{\mathbf{C}}^m)$ 。

3) 当 $f(\bar{\mathbf{A}}^m + \mu_0 \mathbf{G}_1, \bar{\mathbf{B}}^m + \mu_0 \mathbf{G}_2, \bar{\mathbf{C}}^m + \mu_0 \mathbf{G}_3) > f(\bar{\mathbf{A}}^m, \bar{\mathbf{B}}^m, \bar{\mathbf{C}}^m)$ 时, $\mu_0 = \beta \mu_0$; 否则, 跳出循环, 确定步长 $\mu(d) = \mu_0$ 。

在式(11)迭代过程中, $\mathcal{Y}^{\bar{m}}$ 和 Φ 保持不变。为了提高收敛速度, 利用高阶奇异值分解(HOSVD, higher-order singular value decomposition)初始化 $\bar{\mathbf{A}}^m, \bar{\mathbf{B}}^m, \bar{\mathbf{C}}^m$ 。 $\bar{\mathbf{A}}^m(0) = \mathcal{Y}^{\bar{m}}_{(3)}$ 的前 R 个左奇异值向量; $\bar{\mathbf{B}}^m(0) = \mathcal{Y}^{\bar{m}}_{(2)}$ 的前 R 个左奇异值向量; $\bar{\mathbf{C}}^m(0) = \mathcal{Y}^{\bar{m}}_{(1)}$ 的前 R 个左奇异值向量。

第 d 次迭代的目标函数简化表示如式(14)所示。

$$f(d) = \left\| \mathcal{Y}^{\bar{m}} - \left[\Phi; \bar{\mathbf{C}}^m(d), \bar{\mathbf{B}}^m(d), \bar{\mathbf{A}}^m(d) \right] \right\|_F^2 \quad (14)$$

令 $\Delta f = f(d) - f(d-1)$ 。当 $\Delta f < \varepsilon$ (ε 是一个极小的数) 时, 表示算法收敛, 迭代结束; 或迭代次数 d 达到最大迭代次数, 迭代结束。

对所有子张量进行张量分解后可得到 \bar{M} 个子矩阵 $\bar{\mathbf{C}}^m$, 只需将每组扩频码片段按照对应用户拼接在一起, 再进行符号运算, 就能得到 R 个用户的扩频码。

3.2 利用接收增益矩阵相关性的扩频码片段拼接

根据张量分解性质可知, 张量分解的因子矩阵是唯一确定的, 然而因子矩阵内部存在排序模糊和幅度模糊问题。假设存在一个任意置换矩阵 $\mathbf{Z} \in \mathbb{R}^{R \times R}$, \mathbf{Z} 的每一行和每一列有且只有一个 1, 其余都为 0, 则式(7)可改写为

$$\mathcal{Y}^{\bar{m}} \approx \left[\Phi; \bar{\mathbf{C}}^m, \bar{\mathbf{B}}^m, \bar{\mathbf{A}}^m \right] = \left[\Phi; \bar{\mathbf{C}}^m \mathbf{Z}, \bar{\mathbf{B}}^m \mathbf{Z}, \bar{\mathbf{A}}^m \mathbf{Z} \right] \quad (15)$$

从式(15)看出, 因子矩阵具有相同的置换矩阵, 而每个子张量中的接收增益矩阵是相同的, 只存在次序模糊和幅度模糊。因此, 利用接收增益矩阵 $\bar{\mathbf{A}}^m$ 可以估计置换矩阵 \mathbf{Z}_m , 然后调整扩频码片段 $\bar{\mathbf{C}}^m$ 的次序。

假设分别估计得到第一个和第 \bar{m} 个子张量因子矩阵 \mathbf{A}^1 和 $\bar{\mathbf{A}}^m$, 首先对 \mathbf{A}^1 和 $\bar{\mathbf{A}}^m$ 进行单位化列向量, 即

$$\mathbf{A}_e^1 = \begin{bmatrix} \mathbf{a}_1^1 & \mathbf{a}_2^1 & \dots & \mathbf{a}_R^1 \\ \|\mathbf{a}_1^1\| & \|\mathbf{a}_2^1\| & \dots & \|\mathbf{a}_R^1\| \end{bmatrix}$$

$$\bar{\mathbf{A}}_e^m = \begin{bmatrix} \bar{\mathbf{a}}_1^m & \bar{\mathbf{a}}_2^m & \dots & \bar{\mathbf{a}}_R^m \\ \|\bar{\mathbf{a}}_1^m\| & \|\bar{\mathbf{a}}_2^m\| & \dots & \|\bar{\mathbf{a}}_R^m\| \end{bmatrix}$$

\mathbf{A}^1 和 $\bar{\mathbf{A}}^m$ 互相关矩阵为

$$V_m = (A_e^1)^T A_e^m = \begin{bmatrix} \frac{(a_1^1)^T a_1^m}{\|a_1^1\| \|a_1^m\|} & \dots & \frac{(a_1^1)^T a_R^m}{\|a_1^1\| \|a_R^m\|} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{(a_R^1)^T a_1^m}{\|a_R^1\| \|a_1^m\|} & \dots & \frac{(a_R^1)^T a_R^m}{\|a_R^1\| \|a_R^m\|} \end{bmatrix}$$

假设 V_m 第 r_1 行中第 r_2 列的元素绝对值最大, 则代表 A_e^1 中第 r_1 列和 A_e^m 中第 r_2 列的相关度最高, 属于同一个用户。搜索 V_m 中每行最大值的位置, 并记为

$$i_w = \arg \max_w |V_m(i, w)|, i = 1, 2, \dots, R \quad (16)$$

A^1 和 A^m 间的置换矩阵记为 Z_m , $Z_m(i, i_w) = 1$, 其余位置为 0。交换扩频码片段 C^m 次序与 C^1 对应, 得到排序后扩频码片段 (记为 H^m)

$$H^m = C^m Z_m \quad (17)$$

由于扩频码取 +1 或 -1, 因此对 H^m 进行符号运算得到扩频码片段, 这样幅度模糊问题可简化为每个片段的正负问题。 H^m 中每个片段都有正相和反相两种可能, 所以每个用户拼接得到的扩频码有 2^M 种可能性。根据扩频码的自相关性好、旁瓣能量低这一性质^[16], 计算 2^M 种序列的旁瓣能量系数, 系数最小的即为正确相位的扩频码。

综上所述, 本文提出的基于张量分解的扩频码盲估计算法的主要步骤如下所示。

1) 根据式(5)和图 3(c)将 K 个天线的接收信号构建成张量 $\mathcal{Y} \in \mathbb{R}^{N \times J \times K}$, 按图 3(b)所示分块得到子张量 $\mathcal{Y}^m \in \mathbb{R}^{P \times J \times K}$, $0 < m \leq \bar{M}$;

2) 根据式(8)~式(13)估计因子矩阵得到扩频码片段 C^m ;

3) 利用式(16)和式(17)去除排序模糊, 得到排序后的扩频码片段矩阵 H^m ;

4) 根据旁瓣能量系数去除幅度模糊得到 R 个用户扩频码。

4 算法仿真与性能分析

仿真实验中, 扩频码采用 m 序列; α_{kr} 为服从均值为 0、方差为 1 的高斯分布随机数; 信噪比定义为 $SNR = 10 \lg \left(\frac{\sigma_s^2}{\sigma_v^2} \right)$, σ_s^2 和 σ_v^2 分别表示式(4)中有用信号 $s_k(l)$ 和噪声 $v_k(l)$ 的方差; 接收信号长度

$L = 50N$; 固定系数 $\beta = 0.5$; $\varepsilon = 10^{-10}$ 。将 100 次 Monte-Carlo 仿真得到的 R 个用户扩频码的平均正确率^[17]作为算法性能评价指标。

1) 算法性能与用户个数 R 和接收天线个数 K 的关系。扩频码周期 $N=511$, 扩频增益 $G=73$, 不同接收天线个数和用户个数条件下, 信噪比在 -5 dB 至 5 dB 变化时, 本文算法的扩频码估计的平均正确率随信噪比的变化曲线如图 4 所示。

由图 4 可知, 当用户个数一定时, 接收天线个数越多, 本文算法平均正确率越高, 因为接收天线个数越多, 接收的信息越多, 算法性能越好; 当接收天线个数一定时, 用户数越多, 本文算法平均正确率越低, 因为随着用户数的增多, 信号复杂度增大, 估计扩频码的难度增大。当 $K < R$ 时, 算法性能较差, 这是由于无法采用 HOSVD 初始化因子矩阵, 本文采用随机初始化方法代替所引起的。

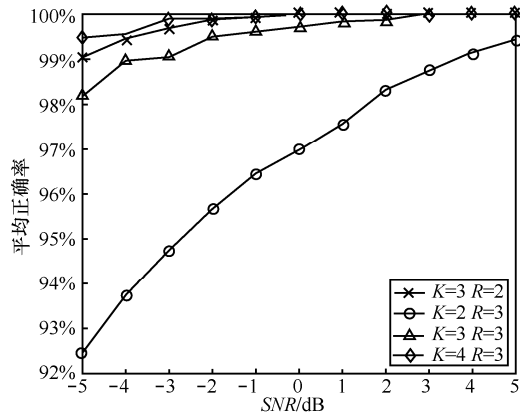


图 4 算法性能与用户个数和天线个数的关系

2) 扩频增益和扩频码周期对算法性能影响。接收天线个数 $K = 4$, 用户个数 $R = 3$, $N = 511$, $G = 73$ 和 $G = 128$ 及 $N = 255$, $G = 85$ 和 $G = 64$ 时, 本文算法的扩频码估计的平均正确率曲线如图 5 所示。当扩频码周期 $N = 511$, $G = 100$ 、 $G = 128$ 和 $G = 200$ 时, 不同扩频增益下本文算法的扩频码估计的平均正确率曲线如图 6 所示。

由图 5 可知, 当扩频码周期为扩频增益整数倍时, 本文算法性能好。当扩频增益不能整除扩频码周期时, 由于分段信号中存在信息码的跳变, 因此产生的误差增大, 算法性能有所退化。

由图 6 可知, 当扩频增益不能整除扩频码周期且扩频码周期一定时, 扩频增益越大, 扩频码估计的平均正确率越高, 本文算法性能越好。因为扩频增益越大, 分割成的子张量越少, 得到的扩频码片

段就少，产生误差的概率减少，因此扩频码估计性能就越好。

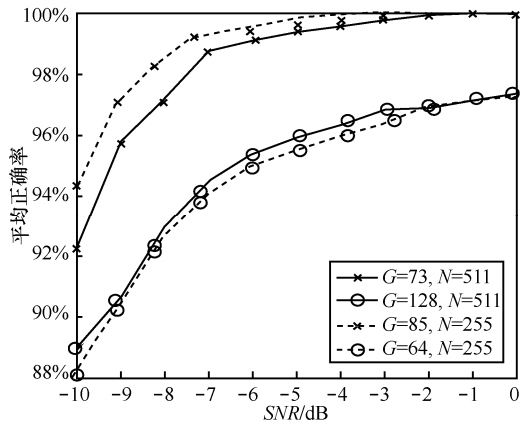


图 5 算法性能与扩频增益及频码周期的关系

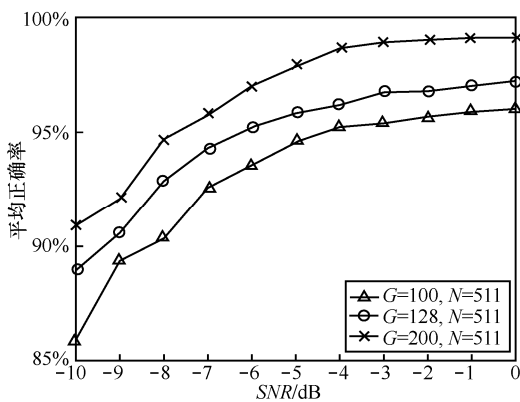


图 6 算法性能与扩频增益的关系

3) 本文算法和文献[13]的扩频码估计性能对比。扩频码周期 $N=511$ ，扩频增益 $G=100$ 、 $G=128$ 和 $G=200$ ，接收天线个数 $K=4$ ，用户个数 $R=3$ 。本文算法和文献[13]算法的扩频码估计的平均正确率曲线如图 7 所示。

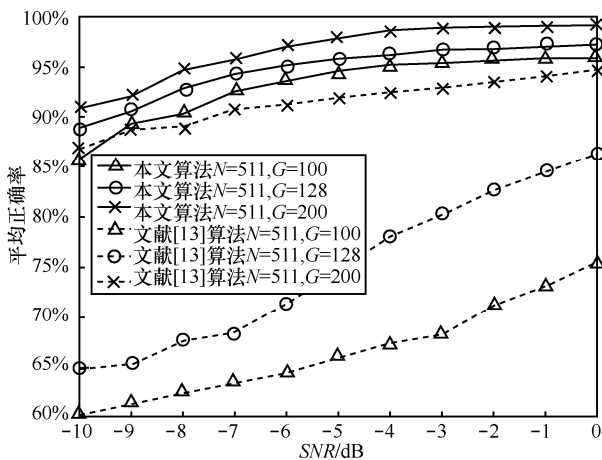


图 7 本文算法和文献[13]算法性能对比

由图 7 可知，本文算法优于文献[13]算法。因为扩频码周期与扩频增益比例越大，构建成张量模型中缺失的数据越多，插补效果误差越大，文献[13]算法的扩频码估计平均正确率越低。本文算法避免了对缺失数据的插补，更具有一般性；但本文算法的分段数越多，信息码跳变引入的误差增大，性能也有所退化。

4) 本文算法和文献[13]算法迭代次数对比。扩频码周期 $N=511$ ，扩频增益 $G=73$ 和 $G=128$ ，接收天线个数 $K=4$ ，用户个数 $R=3$ 。100 次 Monte-Carlo 仿真得到的本文算法和文献[13]算法收敛时平均迭代次数与信噪比的关系曲线如图 8 所示。

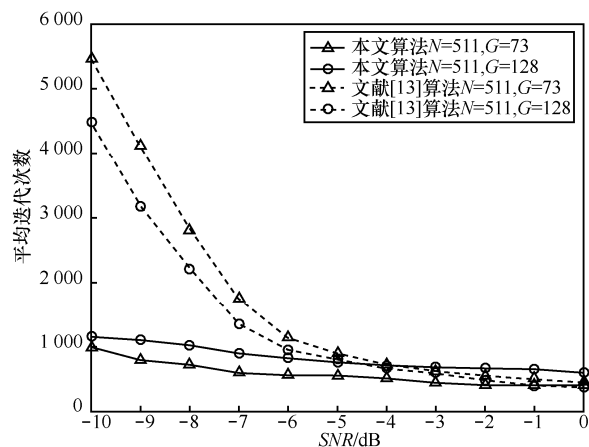


图 8 本文算法与文献[13]算法平均迭代次数

从图 8 可以看出，算法收敛时，在低信噪比下，文献[13]算法迭代次数大于本文算法，本文算法收敛速度更快。因为文献[13]算法在迭代计算中，需要插补缺失数据，在低信噪比下插补数据误差较大，增加了迭代次数。本文算法迭代次数受信噪比影响较小。

5 结束语

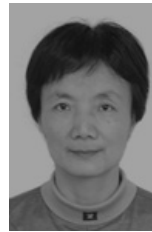
本文将多天线 LC-DS-CDMA 信号构建成张量模型和 Tucker 分解模型的子张量，用变步长梯度下降算法估计因子矩阵，提高算法收敛速度和估计正确率；根据张量的空间结构，利用各个子张量的接收增益矩阵的互相关性对扩频码片段进行排序；利用扩频码的自相关性拼接得到每个用户扩频码。仿真实验表明该算法收敛速度和估计性能都优于现有算法。

参考文献：

[1] CICHOCKI A, MANDIC D, LATHAUWER L D, et al. Tensor decompositions for signal processing applications: from two-way to

- multiway component analysis[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2014, 32(2):145-163.
- [2] SHIN K, SAEL L, KANG U. Fully scalable methods for distributed tensor factorization[J]. IEEE Transactions on Knowledge & Data Engineering, 2017, 29(1):100-113.
- [3] SUN W W, LU J, LIU H, et al. Provable sparse tensor decomposition[J]. Journal of the Royal Statistical Society, 2017, 79(3):899-916.
- [4] 魏晶晶, 陈畅, 廖祥文, 等. 基于受限非负张量分解的用户社会影响力分析[J]. 通信学报, 2016, 37(6):154-162.
WEI J J, CHEN C, LIAO X W, et al. User social influence analysis based on constrained nonnegative tensor factorization[J]. Journal on Communications, 2016, 37(6):154-162.
- [5] GOMES P R B, ALMEIDA A L F D, COSTA J P C L D, et al. Tensor-based methods for blind spatial signature estimation under arbitrary and unknown source covariance structure [J]. Digital Signal Processing, 2017, 62:197-210.
- [6] 刘越. 基于张量分解的 MIMO 系统半盲信道估计算法研究[D]. 郑州: 郑州大学, 2016.
LIU Y. Tensor-based semi-blind channel estimation algorithm research for MIMO systems[D]. Zhengzhou: Zhengzhou University, 2016.
- [7] 樊劲宇, 顾红, 苏卫民, 等. 基于张量分解的互质阵 MIMO 雷达目标多参数估计方法[J]. 电子与信息学报, 2015, 37(4):933-938.
FAN J Y, GU H, SU W M, et al. Co-prime MIMO radar multi-parameter estimation based on tensor decomposition[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2015, 37(4): 933-938.
- [8] SIDIROPOULOS N D, LATHAUWER L D, FU X, et al. Tensor decomposition for signal processing and machine learning[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2017, 65(13): 3551-3582.
- [9] 骆忠强, 朱立东. 基于广义协方差张量分解的欠定盲辨识算法[J]. 电子科技大学学报, 2016, 45(6):893-897.
LUO Z Q, ZHU L D. Underdetermined blind identification algorithm based on generalized covariance and tensor decomposition[J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China, 2016, 45(6): 893-897.
- [10] SIDIROPOULOS N D, GIANNAKIS G B, BRO R. Blind PARAFAC receivers for DS-CDMA systems[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2000, 48(3):810-823.
- [11] ROUIJEL A, MINAOUI K, COMON P, et al. CP decomposition approach to blind separation for DS-CDMA system using a new performance index[J]. EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, 2014, 2014(1): 128.
- [12] 张花国. 直接序列扩频信号的盲解扩研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2011.
ZHANG H G. A study on blind despreading of direct-sequence spread-spectrum signals[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2011.
- [13] 赵知劲, 李淼, 吴金沂. 长码直扩信号扩频序列估计[J]. 杭州: 电子科技大学学报(自然科学版), 2015,35(2): 1-4.
ZHAO Z J, LI M, WU J Y. The spread spectrum code estimation of long-code DSSS Signal[J]. Journal of Hangzhou Dianzi University(Natural Sciences), 2015,35 (2): 1-4.
- [14] ACAR E, DUNLAVY D M, KOLDA T G, et al. Scalable tensor factorizations for incomplete data[J]. Chemo metrics & Intelligent Laboratory Systems, 2010, 106(1):41-56.
- [15] 朱彦君. 基于张量分解的缺失数据插补算法的研究[D]. 杭州: 杭州电子科技大学, 2014.
ZHU Y J. Research on missing data imputation based on tensor decomposition[D]. Hangzhou: Hangzhou Dianzi University, 2014.
- [16] 郑文秀, 秦婷. 改进的直扩序列估计算法仿真研究[J]. 系统仿真学报, 2011, 23(6):1210-1213.
ZHENG W X, QIN T. Simulation research on improved method for PN sequence estimation of DSSS signal[J]. Journal of System Simulation, 2011, 23(6):1210-1213.
- [17] 任啸天, 徐晖, 黄知涛, 等. 短码 DS-SS 信号扩频序列及信息序列联合盲估计方法[J]. 通信学报, 2012, 33(4):169-175.
REN X T, XU H, HUANG Z T, et al. Joint blinding estimation of the spread-spectrum sequence and information sequence for short-code DS-SS signal[J]. Journal on Communications, 2012, 33(4):169-175.

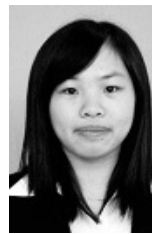
[作者简介]



赵知劲 (1959-), 女, 浙江宁波人, 博士, 杭州电子科技大学教授、博士生导师, 主要研究方向为通信信号处理、认知无线电、自适应信号处理等。



尹辉 (1993-), 女, 浙江湖州人, 杭州电子科技大学硕士生, 主要研究方向为信号处理。



强芳芳 (1992-), 女, 浙江桐乡人, 杭州电子科技大学博士生, 主要研究方向为通信信号处理。



尚俊娜 (1979-), 女, 河南开封人, 博士, 杭州电子科技大学副教授、硕士生导师, 主要研究方向为导航定位与卫星通信、通信信号处理等。